

自己動的時間伸縮を用いた 単一準周期信号の位相合わせ

榎原 靖^{†1} チュン タンゴ^{†1} 長原 一^{†2}
佐川 立昌^{†3} 向川 康博^{†1} 八木 康史^{†1}

本論文では、単一のノンパラメトリックな準周期信号の位相合わせ手法を提案する。最初に正規化自己相関により各信号サンプルに対する局所的な周期を検出する。次に、準周期信号とそれを複数周期シフトした自己信号間で動的時間伸縮を行い、同一の相對位相となる信号サンプルの対応を取得する。最後に、その対応によるデータ項、局所周期に基づく正則化項、及び位相の単調増加制約を考慮した最適化問題の枠組みにより、各信号サンプルに対する位相系列を推定する。準周期信号のシミュレーションデータ、及び歩行から走行に遷移する準周期画像列の実データに対する実験を行い、提案手法の有効性を確認した。

Phase Registration of a Single Quasi-periodic Signal using Self Dynamic Time Warping

YASUSHI MAKIHARA,^{†1} NGO THANH TRUNG,^{†1}
HAJIME NAGAHARA,^{†2} RYUSUKE SAGAWA,^{†3}
YASUHIRO MUKAIGAWA^{†1} and YASUSHI YAGI^{†1}

This paper proposes a method for phase registration of a single non-parametric quasi-periodic signal. After a short-term period has been detected for each sample by normalized autocorrelation, Self Dynamic Time Warping (SDTW) between a quasi-periodic signal and that with multiple-period shifts is applied to obtain corresponding samples of the same phase. A phase sequence is finally estimated by the optimization framework including the data term derived from the correspondences, the regularization term derived from short-term periods, and a monotonic increasing constraint of the phase. Experiments on quasi-periodic signals from both simulated and real data show the effectiveness of the proposed method.

1. はじめに

周期信号解析は、信号処理の分野と同様、コンピュータビジョンの分野においても幅広く研究がなされており、多くの応用において極めて重要な役割を果たしてきた。例えば、電気通信分野のラジオの搬送波による情報伝達¹⁾²⁾ や、映像からの周期運動検出、周期的な行動の認識 (例えば、歩行や走行)、周期運動からの個人認証 (例えば、歩容に基づく個人認証³⁾) 等が挙げられる。

これらの周期信号はしばしば振幅、周波数、位相に関する変調が意図的もしくは偶発的になされ、その結果として、準周期信号へと変換される。意図的な変調の典型例としては、ラジオ放送で用いられる振幅変調 (AM) や周波数変調 (FM)¹⁾、ラジオコントロールで用いられる位相変調 (PM)²⁾ がある。これらの応用においては、既知パラメタの搬送波が参照信号として与えられ、変調部分がその搬送波に基づいて推定される。

一方、偶発的な変調は、サンプリング間隔の揺らぎ (例えば通信帯域幅の限られたネットワークカメラのサンプリング間隔の揺らぎ) や、周期信号そのものの揺らぎ (例えば人間の歩行パターンにおける揺らぎ) によって引き起こされる。そのような位相変調した準周期信号から位相を推定することは、多くの応用にとって極めて重要なタスクとなる。例えば、一定の位相進行で映像を時間補間するためには、キーフレームに対する正しい位相情報が必要である。更に、空間超解像⁴⁾ がサブピクセルオーダーのずれを持つ空間レジストレーションデータを必要とすることと同様に、周期画像列の時間超解像にとっては、サブサンプリング間隔のオーダーの位相ずれを持つ正確な位相レジストレーションデータが必要である。また、位相レジストレーションデータは、周期運動の解析や認識、周期信号照合のための正確な周期分割といった目的のために必須となる。ここで、参照周期信号が利用可能な場合には、二つの信号列の非線形な時間伸縮を実現する動的時間伸縮 (DTW: Dynamic Time Warping)⁵⁾、正確に言うところには連続 DP⁶⁾ が適用可能であり、その照合結果を位相のレジストレーションデータとして用いることができる。しかしながら、上記の応用においては、通常、参照周期信号が与えられることはない。

^{†1} 大阪大学
Osaka University
^{†2} 九州大学
Kyushu University
^{†3} 産業技術総合研究所
AIST

そこで、本研究では、単一の準周期信号の位相合わせ問題に取り組む。最初に、サンプル毎に短期的な周期を検出し、次に、準周期信号とそれを複数周期シフトした信号との間の自己動的時間伸縮 (SDTW: Self Dynamic Time Warping) を適用することで、同一位相となる対応サンプルを取得する。最後に、対応によるデータ項、短期的な周期による正規化項、及び位相の単調増加制約を考慮したエネルギー最小化の枠組みによって、サブサンプリングオーダーの位相列を推定する。

2. 関連研究

周期信号のパラメトリック表現: 周期信号は通常、振幅、周波数、位相をパラメタに持つ周期関数によって表現され、しばしば付加的なノイズを伴って観測される。このようなパラメトリックな表現は、周期信号の復元⁷⁾ や検出⁸⁾、特定周波数の強調⁹⁾、振幅の推定¹⁰⁾、複数の周期信号の分解¹¹⁾¹²⁾¹³⁾ の研究において幅広く用いられている。これらの手法における共通の技術はパラメタ推定であり、本研究で扱うようなノンパラメトリックな信号は対象としていない。

線形時間伸縮: 線形時間伸縮は、従来より歩容認証などの周期運動認識において用いられてきた¹⁴⁾¹⁵⁾¹⁶⁾。最初に、信号のピーク間隔³⁾ や最大エントロピーのスペクトル推定¹⁷⁾ や正規化自己相関最大化¹⁸⁾ 等の観点に基づいて周期が検出され、二つの信号の周期が合うように線形に時間伸縮が適用される。当然のことながら、これらの手法は周期内の非線形な時間伸縮を扱うことはできない。

非線形時間伸縮: 動的時間伸縮 (DTW)⁵⁾ は、二つの信号列の弾性マッチング手法として、行動認識¹⁹⁾ や歩容認証²⁰⁾ の分野で幅広く用いられている。隠れマルコフモデル (HMM) は動的時間伸縮を確率的枠組みに拡張したものであり、歩行動作抽出のための位相の状態推定²¹⁾、歩容シルエットの改善²²⁾²³⁾、歩容認証²⁴⁾²⁵⁾ 等に適用されている。HMM は十分な学習信号列が必要であり、単一信号列からの位相推定には直接適用することはできない。更に、サブサンプリングオーダーでの位相推定を実現するには十分な数の状態数が必要となり、必要な学習サンプル数が爆発的に増加してしまう。

3. 位相合わせ

3.1 問題設定

周期 P の多次元信号の周期関数 $f(t)$ (一般に $f(t+jP) = f(t) \forall j \in \mathbb{Z}$, \mathbb{Z} は自然数集合、を満たす) に対して、周期 P で正規化した時間を絶対位相 s 及び相対位相 \tilde{s} として以下の

ように導入する。

$$s = s_P(t) = \frac{t}{P} \quad (1)$$

$$\tilde{s} = s - \lfloor s \rfloor \quad (2)$$

ここで $s_P(t)$ は時刻 t に対する位相進行関数、 $\lfloor s \rfloor$ は床関数である。続いて、位相領域での周期関数を以下の通り導入する。

$$h(s) = f(s_P^{-1}(s)), \quad (3)$$

$$\text{s.t. } h(s) = h(\tilde{s}) \forall s \quad (4)$$

次に、位相進行関数 $s_P(t)$ が位相揺らぎによって歪むことで $s_Q(t)$ に変換され、それによって周期信号 $f(t)$ が準周期信号 $g(t)$ に以下のように変換されるとする。

$$g(t) = h(s_Q(t)) \quad (5)$$

$$= f(s_Q(s_P^{-1}(s))) \quad (6)$$

ここで、準周期信号 $g(t)$ とその位相進行関数 $s_Q(t)$ が与えられると、周期関数を以下の通り復元することができる。

$$h(s) = g(s_Q^{-1}(s)) \quad (7)$$

また、信号は通常、標本化されて観測されることから、上記の変数を標本化された時間 t_i ($i = 0, \dots, N$) で観測される下付き文字 i を伴う変数として再定義する (例えば、準周期信号列を $g_i = g(t_i)$ として定義する)。すると、本研究の目的は、与えられた準周期信号列 $G = \{g_i\}$ から、位相列 $S_Q = \{s_{Q,i}\}$ を推定することとなる。本論文では、この問題を位相合わせ問題と呼ぶ。

一方、次に示すような位相関数と位相領域の周期関数の間に曖昧性が残るという問題点がある。例えば、別の位相進行関数 $s'_Q(t)$ と別の位相領域の周期関数 $h'(s) = h(s'_Q(s_Q^{-1}(s)))$ が与えられ、それが $h'(s) = h(\tilde{s}) \forall s$ を満たすとすると、この時、ある準周期関数 $g'(t)$ は、以下のように二通りの表現方法を持つこととなる。

$$g'(t) = h(s'_Q(t)) \quad (8)$$

$$= h'(s_Q(t)) \quad (9)$$

これより、観測される準周期関数 $g'(t)$ が、位相進行関数 $s'_Q(t)$ と位相領域の周期関数 $h(s)$ によって生成されたのか、または、位相進行関数 $s_Q(t)$ と位相領域の周期関数 $h'(s)$ によって生成されたのかを見分けることが一般的にはできない。つまり、ある準周期関数 $g(t)$ が与えられた場合に、位相進行関数 $s_Q(t)$ と位相領域の周期関数 $h(s)$ の組み合わせの曖昧性が残ることになる。本研究では、このような組み合わせの内、適当な一つの位相進行関数を

推定するものとし、曖昧性の解消は今後の課題とする。

3.2 疑似周期推定

最初に、位相進行関数の微分を以下によって定義する。

$$\frac{ds_Q(t)}{dt} = \frac{1}{P_Q(t)} \quad (10)$$

ここで、 $P_Q(t)$ は位相進行関数の微分の逆数を表し、本論文では時刻 t における疑似周期と呼ぶものとする。また、式 (2) から明らかなように、対象が完全な周期信号の場合には、この疑似周期 $P_Q(t)$ は実際の周期 P と等価であることに注意されたい。標準化された領域においても、同様にして疑似周期を定義する。

$$s_{Q,i+1} - s_{Q,i} = \frac{1}{P_{Q,i}} \quad (11)$$

次に、この疑似周期を短期の正規化自己相関を最大化することで推定する。

$$\hat{P}_{Q,i} = \arg \max_{P_Q \in [P_{min}, P_{max}]} C_i(P_Q) \quad (12)$$

$$C_i(P_Q) = \frac{\sum_{\tau \in I_i} \mathbf{g}_\tau^T \mathbf{g}_{\tau+P_Q}}{\sqrt{\sum_{\tau \in I_i} \|\mathbf{g}_\tau\|^2} \sqrt{\sum_{\tau \in I_i} \|\mathbf{g}_{\tau+P_Q}\|^2}} \quad (13)$$

$$I_i = \{\tau \mid i - \alpha P_{max} \leq \tau \leq i + \alpha P_{max}, \tau \in \mathbb{Z}\} \quad (14)$$

ここで、 $[P_{min}, P_{max}]$ は疑似周期の定義域であり、従来の周期検出手法や事前知識等から得られるものとする。また、 α は短期のマスク範囲を決める係数である。

3.3 自己動的時間伸縮

あるサンプル i と、そのサンプルに j 周期先で対応するサンプル w_i^j を考える。ここでは、この対応を j 周期対応と呼び、対応関係を $\mathbf{x} = [i, u]$ として表記する。この対応の間には、理想的には以下の関係式が成り立つ。

$$s_{Q,w_i^j} - s_{Q,i} = j \quad (15)$$

$$\mathbf{g}_{w_i^j} = \mathbf{g}_i \quad (16)$$

これらは、それぞれ位相制約と信号の一貫性を表す制約式である。式 (15) は、位相合わせの制約式として利用でき、そのためには対応関係 \mathbf{x} を求めることが必要となる。本研究では、信号の一貫性制約の式 (16) に基づいて、準周期信号列 G に対して自己動的時間伸縮 (SDTW) を適用することで、この対応関係 \mathbf{x} を求めるものとする。

最初に、 j 周期対応 $\hat{\mathbf{x}}_i^j = [i, \hat{u}_i^j]$ の初期値を、疑似周期 $\hat{P}_{Q,i}$ の漸化式によって推定する。

$$\hat{u}_i^j = \hat{u}_i^{j-1} + \hat{P}_{Q,\hat{u}_i^{j-1}}, \hat{u}_i^0 = i \quad (17)$$

次に、 j 周期対応の上限と下限を以下の通り設定する。

$$u_{low,i}^j = \max\{\hat{u}_i^j - \beta \hat{P}_{Q,\hat{u}_i^j}, 0\} \quad (18)$$

$$u_{up,i}^j = \min\{\hat{u}_i^j + \beta \hat{P}_{Q,\hat{u}_i^j}, N\} \quad (19)$$

これより、 j 周期対応の SDTW パスの探索領域 R^j が以下のように設定される。

$$R^j = \{\mathbf{x} = [i, u] \mid \hat{u}_{low,i}^j \leq u \leq \hat{u}_{up,i}^j \forall i \in [0, N]\} \quad (20)$$

また、開始点集合 R_S^j と終了点集合 R_T^j についても、同様にして設定する。

$$R_S^j = \{\mathbf{x} = [0, u] \mid \mathbf{x} \in R^j\} \quad (21)$$

$$R_T^j = \{\mathbf{x} = [i, N] \mid \mathbf{x} \in R^j\} \quad (22)$$

これらの関係の概要を図 1 に示す。このようにして、対応問題は探索領域 R^j における連続 DP⁶⁾ として定式化されることが分かる。

以下に詳細な定式化を示す。

(1) 初期化

累積コスト $c(\mathbf{x})$ 及びカウンター $n(\mathbf{x})$ を導入し、開始点集合の各点 $\mathbf{x} \in R_S^j$ に対して、以下のように初期化する。

$$c(\mathbf{x}) = c_I(\mathbf{x}) \quad (23)$$

$$n(\mathbf{x}) = 1 \quad (24)$$

ここで、 $c_I(\mathbf{x})$ は信号強度の相違度に対するコスト関数であり、 $c_I(\mathbf{x}) = \|\mathbf{g}_i - \mathbf{g}_u\|$ として与えられる。

(2) 遷移過程

過去の状態 \mathbf{x}_p から現在の状態 \mathbf{x} への遷移を以下に限定する。

$$T^j(\mathbf{x}) = \{[i-1, u-1], [i-2, u-1], [i-1, u-2]\} \cap R^j \quad (25)$$

限定されたパスにおいて、現在の状態に至る最適な過去の状態を $\mathbf{x}_p^{j*}(\mathbf{x})$ で定義し、以下により求める。

$$\mathbf{x}_p^{j*}(\mathbf{x}) = \arg \min_{\mathbf{x}_p \in T^j(\mathbf{x})} \left\{ \frac{c(\mathbf{x}_p)}{n(\mathbf{x}_p)} + c_T(\mathbf{x}, \mathbf{x}_p) \right\} \quad (26)$$

ここで、右辺の第 1 項はカウンターで正規化された過去の累積コストを表し、第 2 項は以下で定義される遷移コスト関数を表す。

$$c_T(\mathbf{x}, \mathbf{x}_p) = \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_p\|_{L_1} \quad (27)$$

次いで、累積コストとカウンターを以下により更新する。

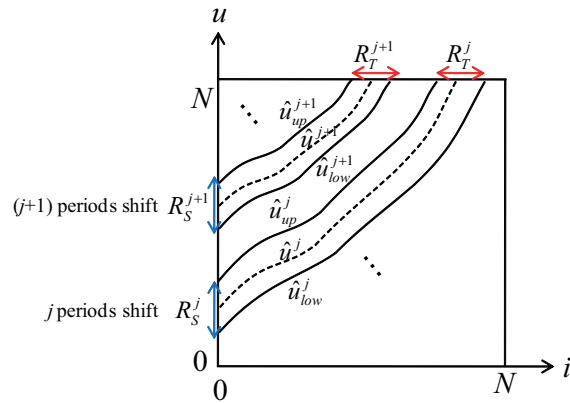


図1 自己動的な時間伸縮の概要
Fig.1 Overview of SDTW

$$c(\mathbf{x}) = c(\mathbf{x}_p^j(\mathbf{x})^*) + c_I(\mathbf{x}) + c_T(\mathbf{x}, \mathbf{x}_p^j(\mathbf{x})) \quad (28)$$

$$n(\mathbf{x}) = n(\mathbf{x}_p^j(\mathbf{x})) + 1 \quad (29)$$

このコスト伝播を探索領域 R^j の全ての点について行う。

(3) 終端処理

終了点集合の各点から、最適な状態を以下により求める。

$$\mathbf{x}_T^{j*} = \arg \min_{\mathbf{x} \in R_T^j} \frac{c(\mathbf{x})}{n(\mathbf{x})} \quad (30)$$

(4) バックトラック

簡便化のために、終了点におけるカウンターと最適な状態をそれぞれ $n^j = n(\mathbf{x}_T^{j*})$,

$\mathbf{x}_{n_j}^{j*} = \mathbf{x}_T^{j*}$ として再定義し、最適パスを以下のようにバックトラックする。

$$\mathbf{x}_i^{j*} = \mathbf{x}_p^j(\mathbf{x}_{i+1}^{j*}) \text{ for } i = n^j - 1, \dots, 1 \quad (31)$$

以降の節では、最適な対応列を $X^j = \{\mathbf{x}_i^j \mid i = 1, \dots, n^j\}$ として表記する。

3.4 位相列の最適化

位相列 S_Q は以下の3点を考慮して推定される。

- (1) SDTW によって得られた最適な対応列 X^j
- (2) 位相列 S_Q の滑らかさ

(3) 位相列 S_Q の単調増加性

これをエネルギー最小化の枠組みにより、以下で定義する。

$$S_Q^* = \arg \min_{S_Q} D(S_Q) \quad (32)$$

$$D(S_Q) = \sum_j \sum_{[i,u] \in X^j} (s_{Q,u} - s_{Q,i} - j)^2 + \lambda \sum_{i=0}^{N-1} \left(s_{Q,i+1} - s_{Q,i} - \frac{1}{\hat{P}_{Q,i}} \right)^2 \quad (33)$$

$$\text{subject to } s_{Q,i+1} - s_{Q,i} \geq 0 \quad \forall i = 0, \dots, N-1 \quad (34)$$

ここで、式(33)の右辺の第1項は対応に由来するデータ項であり、第2項は式(11)(12)に由来する位相進行の正則化項であり、 λ は正則化項の係数である。

問題設定において説明した通り、位相関数の曖昧性は依然として残っている。まず、定数シフト Δs について考えると、シフト後の位相関数 $s'_Q(t) = s_Q(t) + \Delta s$ は、エネルギー関数において位相 $s_{Q,i}$ が差の形で用いられていることから、エネルギー関数の値及び制約式において全く影響を与えないことが分かる。よって、一般性を失うことなく、以下の制約式を加えることができる。

$$s_{Q,0} = 0 \quad (35)$$

次に、準周期シフト $r(t)$ を加えることのできる別の位相進行関数 $s'_Q(t) = s_Q(t) + r(t)$ を考え、それが以下を満たすと仮定する。

$$r(t) = r(t') \quad \forall [t, t'] \in \{[t, t'] \mid \tilde{s}_Q(t') = \tilde{s}_Q(t)\} \quad (36)$$

$$\frac{dr(t)}{dt} \geq -\frac{ds_Q(t)}{dt} \quad (37)$$

この場合、対応誤差がないとすると、エネルギー関数のデータ項に対しては準周期シフト $r(t)$ の影響は全くない。言い換えると、準周期シフト $r(t)$ はデータ項の対応誤差と正則化項における真の疑似周期 $P_{Q,i}$ とその推定値 $\hat{P}_{Q,i}$ の逆数の残差の間のトレードオフによって決まると言える。

最終的には、エネルギー関数 $D(S_Q)$ が2次形式であり、制約式(34)(35)が線形であることから、上記の最適化問題は有効制約法を用いた凸2次計画問題として解くことができる。

4. 実験

4.1 シミュレーションデータ

提案手法の位相合わせの有効性を確認するために、シミュレーションデータに対する実験を行った。最初に、1次元の位相領域の周期関数をノンパラメトリック関数として生成する。具体的には、各時刻の2階微分値 (d^2h/ds^2) を一様分布 $[-500, 500]$ からランダムに設定し、境界条件 $h(1) = h(0) = 0$ を加えて信号列を生成した。また、位相進行関数 $s_Q(t)$ についても同様にノンパラメトリックな方法で生成した。疑似周期関数 $P_Q(t)$ の各時刻における2階微分値 (d^2P_Q/dt^2) を一様分布 $[-0.25, 0.25]$ からランダムに設定し、境界条件 $P_Q(0) = P_Q(T) = P$ を加えて位相進行列を設定した。ここで、 T は最終フレームにおける時刻、 P は事前に定めた周期であり、 $s_Q(t)$ は1階の微分方程式 $ds_Q/dt = 1/P_Q(t)$ と初期条件 $s_Q(t) = 0$ から求めた。本シミュレーション実験においては、 T 及び P をそれぞれ10と100に設定した。

更に、準周期信号列を $(1/P)$ の間隔でサンプリングすることで取得し、それを $g_i = h(s_Q(it/P))$, ($i = 0, \dots, N$) と表す。ここで、 $N = TP$ は終了フレームにおけるサンプル番号である。次に、ノイズを含む信号列として、 $g'_i = g_i + \delta$ を生成した。ここで、 δ は標準偏差 $\sigma = 0.1$ の正規分布によって生成したノイズを表す。各過程で用いられる他のパラメータについては、実験的に $\alpha = 1.0$, $\beta = 0.3$, $\lambda = 10.0$ とした。生成された信号は、図2(a)に示す通り、位相変調されたものである。

比較方法としては、連続DPやHMMが考えられるが、本研究における問題設定で述べたように参照信号が与えられない場合には、利用することができない。そこで、以下の短期的な周期検出の結果に基づく位相列推定手法(STPD)を、基準となる比較手法としてみ直す。

$$s_{Q,i+1} = s_{Q,i} + \hat{P}_{Q,i} \quad (38)$$

但し、 $s_{Q,0} = 0$ として初期化するものとする。これは、提案手法の枠組みにおいて、正則化係数 λ を無限大に設定した場合と同様である。

実験結果の評価として、最初に、図2(b)に示すように、推定された位相列と真の位相列の間の誤差について確認する。これまでに説明したように位相進行関数の曖昧性が残ることから、誤差の偏差成分については無視するものとする。結果として、提案手法においては、ノイズを付加したデータに対する誤差分散が、ノイズ無しのデータに対する誤差分散より大きくなっていることが分かる。しかしながら、誤差のパターンは依然として準周期的な形

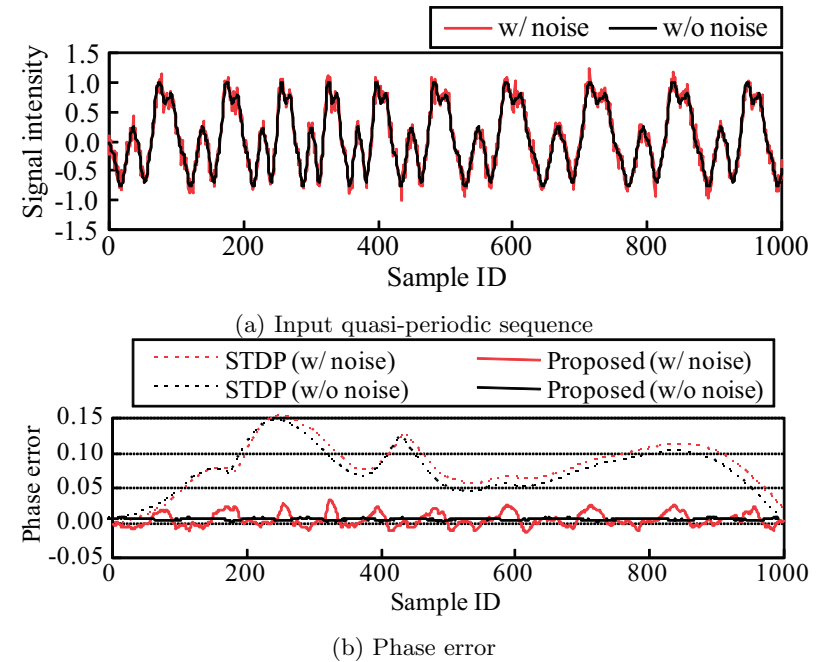


図2 入力準周期信号列と推定位相誤差
Fig.2 Quasi-periodic input sequence and its phase error

をしており、この誤差が位相進行関数 $s'_Q(t)$ と位相領域の周期関数 $h'(s)$ の別の組み合わせによって生じた可能性を示している。他方、基準の比較手法(STPD)においては、提案手法と比べて誤差分散が大きくなっており、更に、その誤差パターンが準周期的な形にはなっていないことが分かる。

次に、位相合わせ結果を相対位相 $\tilde{s}_{Q,i}^*$ の領域において評価するため、対応する信号強度 g_i を推定された相対位相でプロットしたグラフを図3に示す。ここで、位相が正しく推定されている場合には、このプロット点列が位相領域の周期関数 $h(s)$ を形成することに注意されたい。結果として、提案手法のノイズ無しデータに対するプロット点列は概ね元の信号曲線(図3(a))に近い曲線を形成していることが分かる。更に、ノイズ有りのデータに対するプロット点列についても、準周期信号列の付加ノイズの分布の範囲内に収まっているように見て取ることができる(図3(b))。他方、基準手法によるプロット点列は、位相合わせの

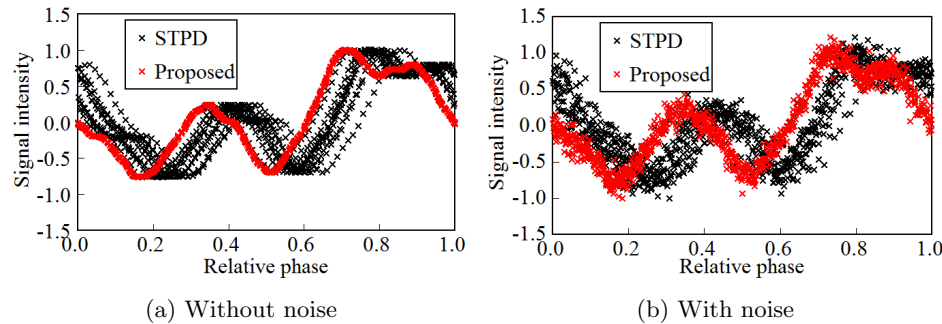


図 3 シミュレーションデータに対する位相合わせ結果
Fig. 3 Phase registration results for simulated data

不正確さのため、元の信号から大きくばらついて分布している。

4.2 実データ

実データ実験として、図 4 に示すような 6 km/h から 10 km/h の間で徐々に速度変化する歩容シルエット列を取り上げる。速度制御可能な歩行機上で歩行する被験者の画像列を 60 fps で撮影し、大きさを正規化したシルエット列 (88 × 128 pixels) を背景差分ベースのグラフカットセグメンテーション²⁶⁾ により抽出した。主成分分析 (PCA) をシルエット画像列に適用し、次元削減された多次元データに対して提案手法を適用した。

図 5 に推定された相対位相に基づいて配置した歩容シルエット画像列を示す。歩行 (6 km/h) から走行 (10 km/h) までの大きな速度変化によってかなり大きな歩容の変化が有るにもかかわらず、片足支持状態や両足支持状態等の全ての位相において、異なる速度間で正しく位置合わせされていることが分かる。また、図 5 において歩容シルエット画像列の非均一な配置間隔が見受けられるが、これは提案手法の SDTW によって得られた歩容の揺らぎに起因する非線形な時間伸縮を表していることに注意されたい。

応用の観点からすると、このような位相合わせされた画像列は極めて有用である。例えば、速度変化を伴う単一の歩容画像列が与えられると、位相合わせされた速度変化を伴う歩容画像列が得られ、それを再サンプリングすることで、図 6 に示すような位相と歩行速度の両方をパラメータに持つ多様体を復元することができる。このような多様体を得られると、同じ位相における歩行速度による姿勢変化の解析を行うことや、同一歩行速度に対する位相変化による姿勢変化の解析等を行うことができる。更に、速度変化を伴う歩容認証を扱う場合には、従来の位相のみをパラメータとして持つ 1 次元の歩容多様体¹⁶⁾ と違い、2 次元

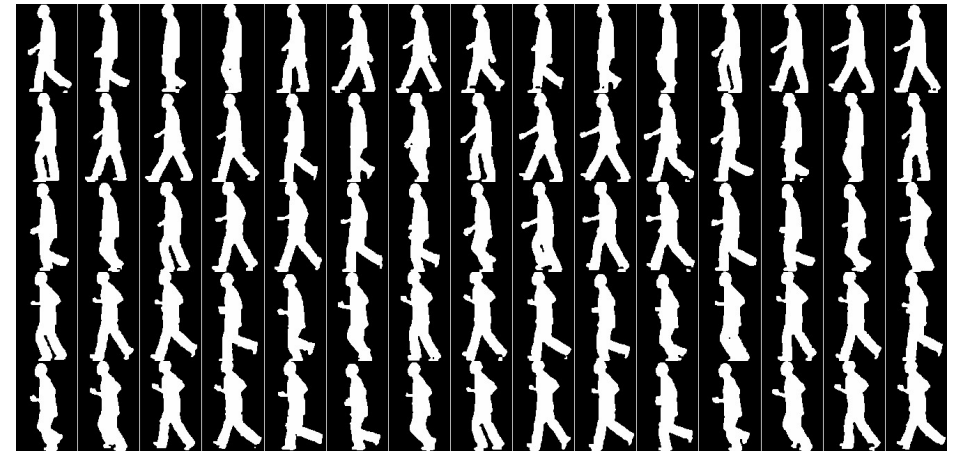


図 4 入力歩容シルエットの部分画像列 (4 フレーム毎). 上段から下段はそれぞれ 6, 7, 8, 9, 10 km/h に対応する。入力段階においては、異なる歩行速度間での位相は同期していない。

Fig. 4 Subsequences of input gait silhouettes (every 4 frames). Top to bottom rows correspond to 6, 7, 8, 9, and 10 km/h, respectively. Note that the phases among different walking speeds are not synchronized.

の歩容多様体は効率的なギャラリー表現として用いることができる。異なる速度に対する 1 次元の歩容多様体の集合 (図 6 の色付きのループ) では、異なる歩行速度に対する位相同期情報 (図 6 の灰色の線分) を持たないことから、周期内の歩行速度の変化を扱えない。他方、2 次元の歩容多様体はそのような位相同期情報を持つことから、1 次元 (プローブ) と 2 次元 (ギャラリー) の動的計画法の枠組みによって、周期内の速度変化を伴う画像列の照合を適切に行うことができる。また、提案手法は速度変化を伴う歩容だけではなく、位相以外の他の要因による遷移を受ける一般的な準周期信号、例えば、対象が移動することで徐々に観測方向が変化する下での周期的な行動認識や、減衰を伴う周期信号の解析^{*1}等、にも適用できる点に注意されたい。

5. ま と め

本論文では、単一のノンパラメトリックな準周期信号の位相合わせ手法を提案した。ま

*1 これらの場合、多様体は位相と観測方向、また、位相と減衰度合いの 2 パラメータで構成される。

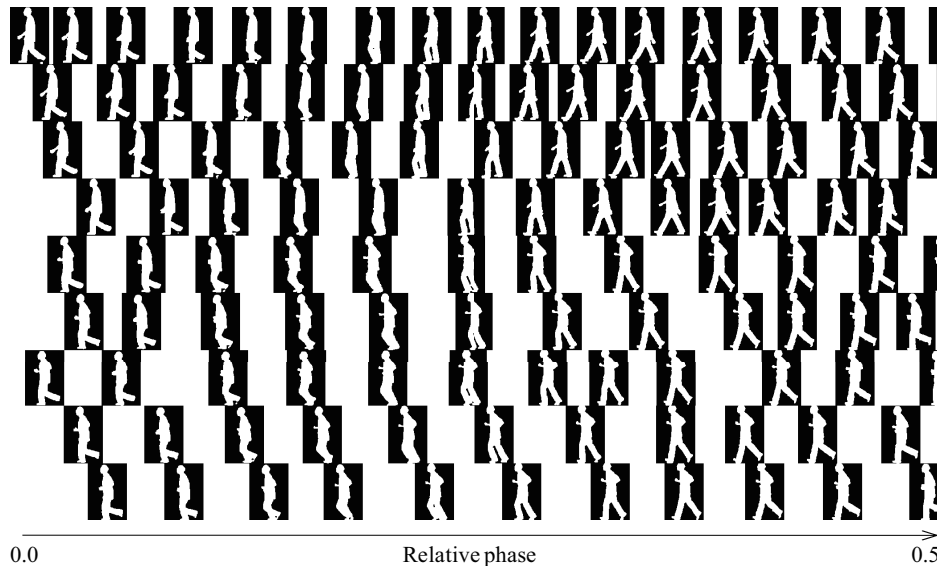


図5 推定位相で並べた歩容シルエット画像 (2 フレーム毎, 半周期). 水平軸は相対位相 \bar{s} を表し, 各シルエット画像は推定された相対位相で配置されている. 垂直軸は周期の数 (5 周期毎) を示している. 上段から下段の変化は 6km/h から 10km/h への段階的な速度変化を表す.

Fig. 5 Gait silhouette images aligned at the estimated phases (every 2 frames, a half gait period). The horizontal axis indicates the relative phase \bar{s} and each silhouette image is aligned at the estimated relative phase. The vertical axis indicates the number of periods (every 5 periods). Changes in the rows from top to bottom represent a gradual speed increase from 6 km/h to 10 km/h.

ず, 正規化自己相関の最大化により各サンプルに対して短期的な疑似周期を推定し, 次に, 複数周期シフトの対応関係を自己動的時間伸縮 (SDTW) によって取得した. 最後に, 対応関係のデータ項, 位相進行の正則化項, 位相進行の単調増加性を考慮したエネルギー最小化の枠組みによって, 位相列を推定した. 実験では, シミュレーションデータ及び歩容シルエット画像列の実データに対する位相合わせを行い, 提案手法の有効性を示した.

今後の課題としては, 推定した位相列に現れる周期性に基づく位相進行関数と位相領域の周期関数の組み合わせに関する曖昧性の解消や, 位相と振幅の両方の変調を含む準周期信号への拡張, 準周期信号の照合や時間超解像等への応用が挙げられる.

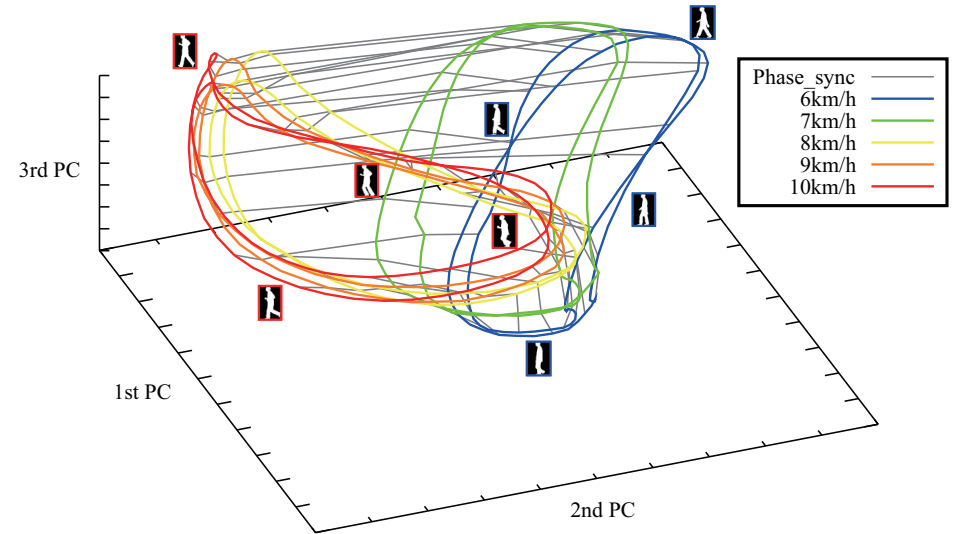


図6 位相と歩行速度をパラメタとする 2 次元の歩容多様体. 各色のループが各歩行速度に対する位相の多様体を示しているのに対して, 灰色の線は歩行速度間の位相同期を表している.

Fig. 6 A 2D gait manifold parameterized by phase and walking speed. While each color loop depicts a manifold for each walking speed parameterized by phase, gray lines represent phase synchronization among the walking speeds.

謝 辞

本研究は科研費 21220003 の助成を受けたものである.

参 考 文 献

- 1) Newkirk, D. and Karlquist, R.: *Communication systems, 2nd edition*, McGraw-Hill, Inc (1981).
- 2) Anderson, J.B., Aulin, T. and Sundberg, C.-E.: *Digital phase modulation*, Springer

- (1986).
- 3) Sarkar, S., Phillips, J., Liu, Z., Vega, I., Grother, P. and Bowyer, K.: The HumanID Gait Challenge Problem: Data Sets, Performance, and Analysis, *Trans. of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.27, No.2, pp.162–177 (2005).
 - 4) van Ouwerkerk, J.: Image super-resolution survey, *Image and Vision Computing*, Vol.24, No.10, pp.1039–1052 (2006).
 - 5) Sakoe, H. and Chiba, S.: Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol.26, No.1, pp.43–49 (1978).
 - 6) Oka, R.: Spotting method for classification of real world data, *Computer Journal*, Vol.41, No.8, pp.559–565 (1998).
 - 7) Aronsson, D., Bjornemo, E. and Johansson, M.: Estimation and detection of a periodic signal, *Proc. of American Institute of Physics Conference, Bayesian Inference and Maximum Entropy Methods In Science and Engineering*, Vol.872, pp. 139–146 (2006).
 - 8) Znak, V.: Some aspects of estimating the detection rate of a periodic signal in noisy data and the time position of its components, *Pattern Recognition and Image Analysis*, Vol.19, No.3, pp.539–545 (2009).
 - 9) Handel, P. and Tichavsky, P.: Adaptive estimation for periodic signal enhancement and tracking, *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, Vol.8, No.5, pp.447–456 (2007).
 - 10) BARROS, A.K. and OHNISHI, N.: Amplitude Estimation of Quasi-Periodic Physiological Signals by Wavelets, *IEICE transactions on information and systems*, Vol.E83-D, No.12, pp.2193–2195 (2000).
 - 11) Gruber, P. and Todtli, J.: Estimation of quasiperiodic signal parameters by means of dynamicsignal models, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol.42, No.3, pp.552–562 (1994).
 - 12) NAKASHIZUKA, M.: A Sparse Decomposition Method for Periodic Signal Mixtures, *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, Vol.E91-A, No.3, pp.791–800 (2008).
 - 13) Wong, H. and Sethares, W.A.: Estimation of pseudo-periodic signals, *Proc. of IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol.2, pp.557–560 (2004).
 - 14) Murase, H. and Sakai, R.: Moving Object Recognition in Eigenspace Representation: Gait Analysis and Lip Reading, *Pattern Recognition Letters*, Vol.17, pp. 155–162 (1996).
 - 15) Boulgouris, N., Plataniotis, K. and Hatzinakos, D.: Gait recognition using linear time normalization, *Pattern Recognition*, Vol.39, No.5, pp.969–979 (2006).
 - 16) Mori, A., Makihara, Y. and Yagi, Y.: Gait Recognition using Period-based Phase Synchronization for Low Frame-rate Videos, *Proc. of 20th Int. Conf. on Pattern Recognition*, Istanbul, Turkey (2010).
 - 17) Little, J. and Boyd, J.: Recognizing People by Their Gait: The Shape of Motion, *Videre: Journal of Computer Vision Research*, Vol.1, No.2, pp.1–13 (1998).
 - 18) Makihara, Y., Sagawa, R., Mukaigawa, Y., Echigo, T. and Yagi, Y.: Gait Recognition Using a View Transformation Model in the Frequency Domain, *Proc. of the 9th European Conf. on Computer Vision*, Vol.3, Graz, Austria, pp.151–163 (2006).
 - 19) Veeraraghavan, A., Chellappa, R. and Roy-Chowdhury, A.: The Function Space of an Activity, *Proc. of the 2006 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.1, New York, USA, pp.959–966 (2006).
 - 20) Cuntoor, N., Kale, A. and Chellappa, R.: Combining Multiple Evidences for Gait Recognition, *Proc. of IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol.3, pp.33–36 (2003).
 - 21) Zhou, Z., Damper, R. and Prugel-Bennett, A.: Model Selection Within a Bayesian Approach to Extraction of Walker Motion, *Proc. of the IEEE Computer Society Workshop on Biometrics 2006*, New York, USA (2006).
 - 22) Lee, L., Dalley, G. and Tieu, K.: Learning Pedestrian Models for Silhouette Refinement, *Proc. Int'l Conf. on Computer Vision 2003*, Vol.1, pp.663–670 (2003).
 - 23) Liu, Z. and Sarkar, S.: Effect of Silhouette Quality on Hard Problems in Gait Recognition, *Trans. of Systems, Man, and Cybernetics Part B: Cybernetics*, Vol.35, No.2, pp.170–183 (2005).
 - 24) Liu, Z. and Sarkar, S.: Improved Gait Recognition by Gait Dynamics Normalization, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.28, No.6, pp.863–876 (2006).
 - 25) Sunderesan, A., Chowdhury, A. and Chellappa, R.: A Hidden Markov Model Based Framework for Recognition of Humans from Gait Sequences, *Proc. IEEE Int'l Conf. on Image Processing 2003*, Vol.2, pp.93–96 (2003).
 - 26) Makihara, Y. and Yagi, Y.: Silhouette Extraction Based on Iterative Spatio-Temporal Local Color Transformation and Graph-Cut Segmentation, *Proc. of the 19th Int. Conf. on Pattern Recognition*, Tampa, Florida USA (2008).